

工业互联网产业经济发展报告

（2020年）

中国信息通信研究院

2020 年 3 月

前 言

当前，全球经济增长趋于放缓，我国“三期叠加”影响持续深化，经济下行压力加大。以泛在互联、全面感知、智能优化、安全稳固为特征的工业互联网蓬勃发展，正在全球范围内加速颠覆制造模式、生产方式和组织形态，推动传统产业加快转型升级、新兴产业持续发展壮大。科学研判工业互联网产业经济发展态势，对企业运营、行业发展和政府决策具有重要的参考意义。

工业互联网是新一代信息技术与工业经济深度融合的全新经济生态、关键基础设施和新型应用模式，通过人、机、物的全面互联，实现全要素、全产业链、全价值链的全面连接，将推动形成全新的生产制造和服务体系。工业互联网产业经济核算包括核心产业和融合带动的经济影响两部分。

测算结果表明，2018 年、2019 年我国工业互联网产业经济增加值规模分别为 1.42 万亿元、2.13 万亿元，同比实际增长为 55.7%、47.3%，占 GDP 比重为 1.5%、2.2%，对经济增长的贡献为 6.7%、9.9%。其中，工业互联网核心产业稳步增长，2018 年、2019 年核心产业增加值规模为 4386 亿元、5361 亿元；工业互联网融合带动的经济影响快速扩张，2018 年、2019 年增加值规模为 9808 亿元、1.60 万亿元。预计 2020 年，我国工业互联网产业经济增加值规模约为 3.1 万亿元，同比实际增长约 47.9%，占 GDP 比重为 2.9%，对 GDP 增长的贡献将超过 11%。其中，核心产业增加值规模将达到 6520 亿元，融合带动的经济增加值将达 2.49 万亿元。2018 年、2019 年我国工业互联网

带动全社会新增就业岗位 135 万个、206 万个。预计 2020 年，我国工业互联网将带动超过 255 万个新增就业岗位。

当前，全球工业互联网的发展呈现出关键技术加速突破、基础支撑日益完善、融合应用逐渐丰富、产业生态日趋成熟的良好态势，各国面临重大战略机遇。我国是网络大国也是制造大国，发展工业互联网具备良好的产业基础和巨大市场空间。在政府引导下，在产业各方积极推进下,我国工业互联网政策体系不断完善、功能体系加快构建、融合应用创新活跃、产业生态逐步形成。未来，要紧抓历史机遇，立足工业互联网发展的现实基础和客观需要，加快创新发展、深化融合应用、筑牢安全防线、营造良好环境，开创工业互联网发展新局面，全面支撑制造强国、网络强国建设，为经济高质量发展贡献力量。

目　录

图表目录

一、工业互联网产业体系及核算方法

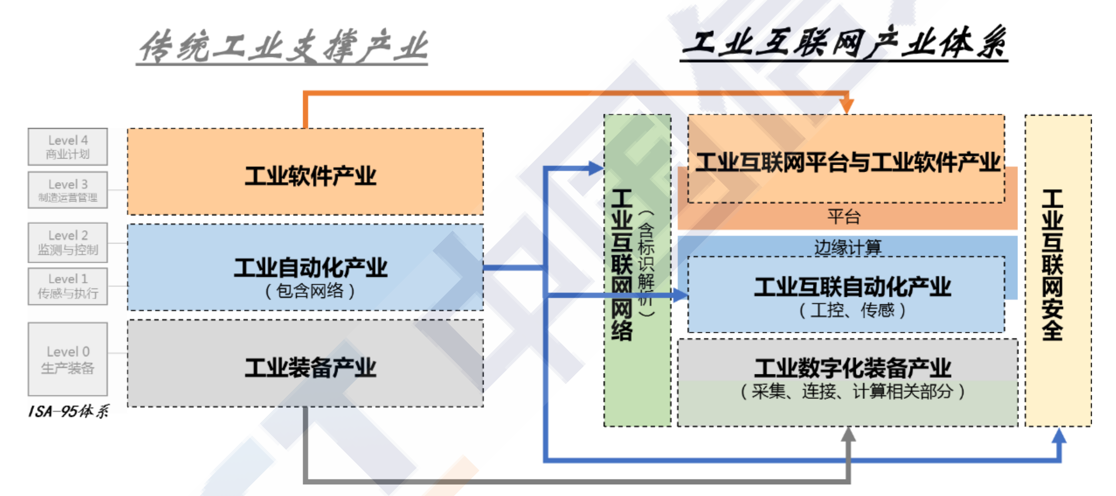
（一）产业体系

工业互联网作为新一代信息技术与工业经济深度融合形成的新兴业态和应用模式，是实现产业数字化转型的关键基础。近年来工业互联网发展走向深入，产业规模与参与主体快速壮大，加速传统工业支撑体系变革，并带动新兴产业发展。**工业互联网给以 ISA-95 为代表的传统制造体系带来了数字化、网络化和智能化赋能与升级。一是强化传统产业产品的数字化功能**，如为工业装备提供了数据采集、传输和分析能力，形成工业数字化装备产业；**二是创新融合技术下的新型产品**，如工业互联网平台、工业边缘计算等近年来蓬勃发展，有望成为未来关键新兴产业。

针对工业互联网核心产业范围的理解，存在着狭义和广义之分。**从狭义范围来看**，工业互联网核心产业只包含工业互联网平台、新型网络、边缘计算等融合创新带来的全新产业领域。**从广义范围来看，工业互联网核心产业基本等同于工业数字化的相关产业**，其根植于传统制造支撑体系，又融合数据感知、互联互通、先进计算、智能分析等能力，带来了传统产业的升级和新产业环节的诞生。本报告采用**广义范畴**来测算工业互联网核心产业产值及增加值规模。

从产业界定看，**工业互联网核心产业体系既包括融合形成的两类全新产业子领域**，即工业自动化、工业网络向边缘计算延拓形成的边缘计算子领域，汇聚工业数据、机理模型和创新应用形成的工业互联

网平台及软件子领域。**也包括工业软件、工业自动化、工业网络、工业装备、工业安全等传统产业的智能化升级部分**，如数字化性能不断提升的工业互联自动化子领域，支撑泛在互联并融入新型网络技术的工业互联网网络子领域，强化综合防护与深度应用的工业互联网安全子领域，更加强化数据分析与应用创新的工业软件与 APP 子领域，以及工业装备叠加数据采集和智能分析功能形成以设备感知连接、数字化控制、数据智能分析部分为主的工业数字化装备子领域。工业互联网核心产业体系所包含的五大产业如图 1 所示。



数据来源：中国信息通信研究院

图 1 工业互联网核心产业体系界定

（二）核算框架

核算区间的选择。2017 年底，国务院关于深化“互联网+先进制造业”发展工业互联网的指导意见正式发布，形成我国工业互联网创新发展的顶层设计。综合考虑产业发展实际，以及数据采集阶段和数据稳健性等因素，本报告对工业互联网产业经济的核算，以 2017 年作为起始点。

核算范围的界定。从经济核算角度，工业互联网产业经济可分为两大部分：一是工业互联网核心产业，即工业互联网网络、平台、安全三大功能体系，以及应用解决方案等，具体包括工业互联网网络、工业互联网平台与工业软件、工业互联网安全、工业数字化装备、工业互联自动化等五大产业。二是工业互联网融合带动的经济影响，即传统产业应用工业互联网网络、技术、装备等所带来的成本降低、产出增加、效率提升，其新增产出构成工业互联网融合带动经济影响。

核算模型的选取。本报告对工业互联网产业经济的测算，采用"统计+测算"的方法。其中，工业互联网核心产业增加值规模通过与国民经济行业分类进行对照，加总统计数据并转换为增加值口径得到。工业互联网融合带动的经济影响采用增长核算账户框架（KLEMS），测算每个行业生产过程中的工业互联网资本存量，并运用投入产出方法，测算每增加一单位工业互联网资本对最终产出的贡献份额。具体测算过程参见附件。

核算口径的确定。通常经济核算有总产出口径和增加值口径两种，增加值口径是在总产出中去掉中间投入而得到的净增值部分，GDP 即为增加值口径。为保证横向规模可比，核算结果能够与 GDP 比较，本报告对工业互联网产业经济影响的测算均采用增加值口径。为保证纵向序列可比，本报告中所有核算数据除特殊说明外，均为 2018 年不变价格。

（三）核算方法

1.核心产业增加值规模核算

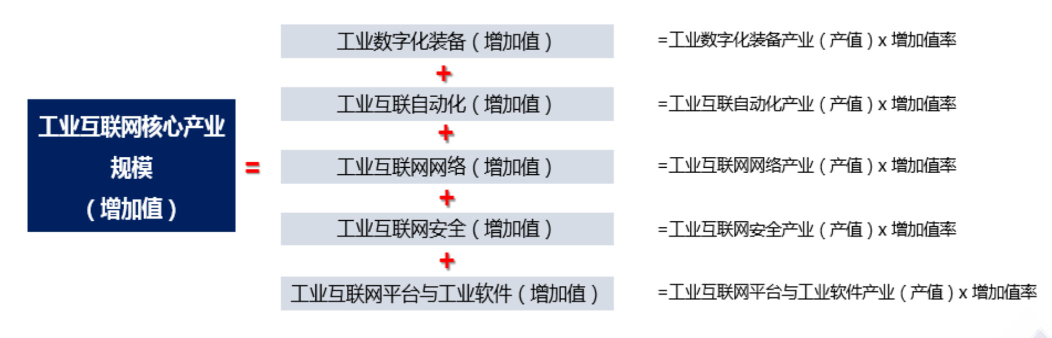
工业互联网核心产业增加值规模基于国民经济统计核算方法，通过对工业互联网五大核心行业细分领域进行梳理，并建立其与国民经济等行业分类的映射关系。工业互联网五大行业与国民经济细分行业对应关系，如下图所示。



数据来源：中国信息通信研究院

图 2 工业互联网五大行业与国民经济行业对照关系

参照统计年鉴、行业运行数据等，及相关行业增加值数据，加总得到相关行业规模得到工业互联网核心产业增加值规模，具体方法如下图所示。



数据来源：中国信息通信研究院

图 3 工业互联网核心产业核算方法

2.工业互联网融合带动的经济影响核算

工业互联网融合带动的经济影响部分规模基于投入产出方法进行测算。根据投入产出表，明确工业互联网核心技术、网络、设备等在国民经济其他行业的投入情况，根据工业互联网投入份额核算其对国民经济其他行业产出的贡献，通过逐行业剥离融合部分，加总得到工业互联网融合带动的经济影响规模。



数据来源：中国信息通信研究院

图 4 工业互联网融合带动的经济影响核算思路

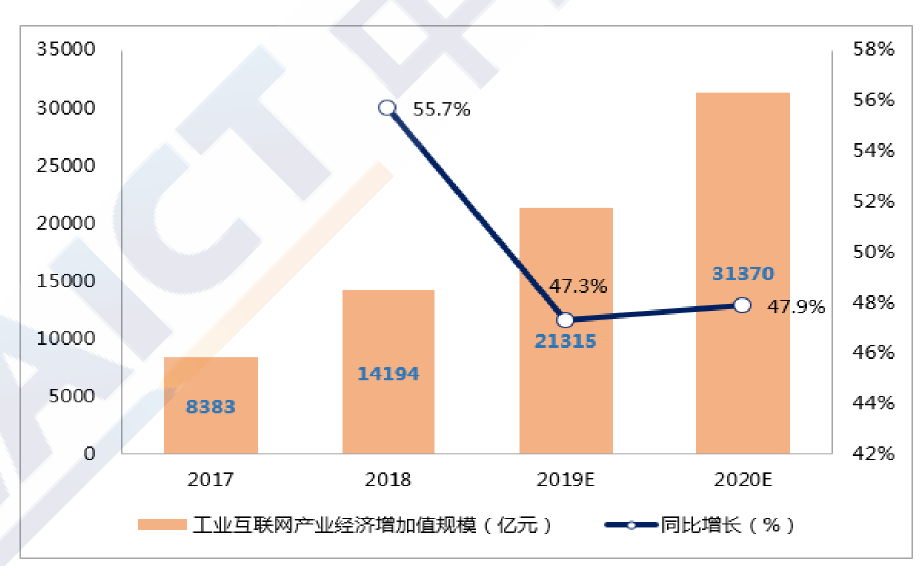
二、工业互联网产业经济总体态势

根据以上模型，对 2017 年-2019 年我国工业互联网产业经济规模

占比、对经济增长贡献、就业贡献进行了核算，并对 2020 年相关数据进行了预测。核算结果如下：

（一）工业互联网产业经济发展迅猛

规模占比方面，2018 年、2019 年我国工业互联网产业经济总体规模分别为 1.42 万亿、2.13 万亿（增加值口径，2018 年不变价），同比实际增长分别为 55.7%、47.3%。其中，2018 年、2019 年工业互联网核心产业增加值规模分别为 4386 亿元、5361 亿元；工业互联网融合带动的经济影响迅速扩张，2018 年、2019 年规模分别为 9808 亿元、1.6 万亿元。预计 2020 年，工业互联网产业经济总体规模约为 3.1 万亿元，同比实际增长约为 47.9%，工业互联网核心产业约为 6520 亿元，工业互联网融合带动的经济影响约为 2.49 万亿元。



注：2019 年、2020 年数据为初步估算值，后续将根据收集到的最新数据进行修正。下同。

数据来源：中国信息通信研究院

图 5 2017-2020 年我国工业互联网产业经济总体情况

经济贡献方面，一是对数字经济增长的贡献，2018 年、2019 年，工业互联网产业经济总体规模占数字经济的比重分别达到 4.5%、

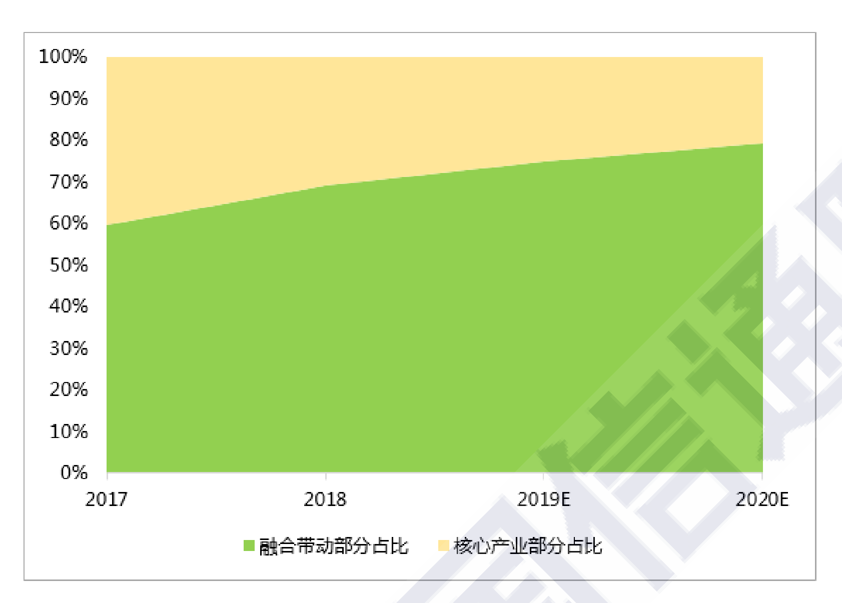
5.9%，对数字经济增长的贡献分别为 14.1%、15.6%；预计 2020 年，工业互联网产业经济占数字经济的比重约为 7.5%，对数字经济增长的贡献将超过 16%。二是对国民经济增长的贡献，2018 年、2019 年，工业互联网产业经济总体规模占 GDP 比重分别为 1.5%、2.2%，对经济增长的贡献分别为 6.7%、9.9%。预计 2020 年，工业互联网产业经济总体规模占 GDP 比重约为 2.9%（2020 年 GDP 实际增速按照 6%计算），对经济增长的贡献将超过 11%。工业互联网将成为国民经济中增长最为活跃的领域之一。

就业带动方面，工业互联网产业快速发展，为掌握工业化与信息化技能的复合型人才提供了高技能就业岗位，工业互联网软件开发工程师、工业互联网架构师、工业互联网系统工程师、工业网关技术支持工程师等相关岗位应运而生，丰富了社会就业岗位的数量和种类，促进了就业结构优化升级。测算表明，2018 年、2019 年我国工业互联网带动全社会新增就业岗位 135 万个、206 万个。预计 2020 年，我国工业互联网将带动超过 255 万个新增就业岗位。当前我国稳就业压力依旧不减，未来随着工业互联网与各行业融合应用逐渐深化，将进一步释放稳就业巨大潜力。

（二）工业互联网产业经济结构优化

从结构上看，核心产业贡献逐年递减，融合带动部分贡献逐年递增。工业互联网核心产业是工业互联网发展的重要基础，融合带动是工业互联网发展的关键动力。2017 至 2020 年间，随着核心产业投资

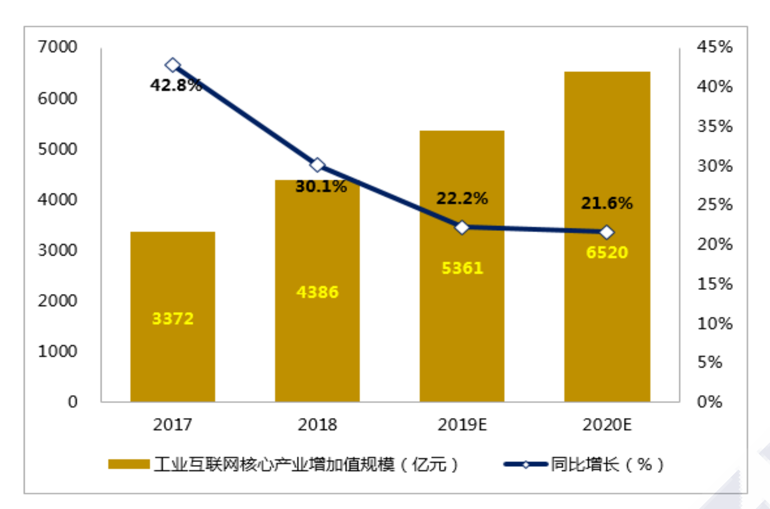
不断积累，工业互联网对经济社会各领域的叠加、倍增作用逐步显现，融合带动部分在工业互联网中的占比由59.8%上升至79.2%，核心产业占比则由40.2%下降到20.8%。



数据来源：中国信息通信研究院

图6 2017-2020年我国工业互联网产业经济内部构成

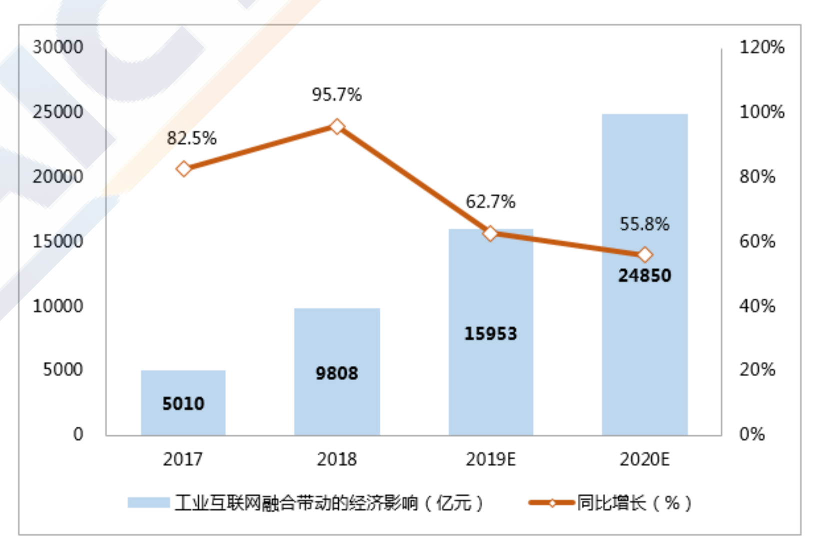
工业互联网核心产业保持稳步增长，为工业互联网发展提供坚实基础。测算数据显示，2018年、2019年我国工业互联网核心产业增加值规模分别为4386亿元、5361亿元，同比分别增长30.1%和22.2%。预计2020年，我国工业互联网核心产业增加值规模将达到6520亿元，同比增长21.6%。2017-2020年期间，工业互联网核心产业增加值规模增长超过93%，年复合增长率达24.6%。



数据来源：中国信息通信研究院

图 7 2017-2020 年我国工业互联网核心产业增加值规模与增速

工业互联网融合带动的经济影响部分发展迅猛，是工业互联网发展的重要引擎。测算数据显示，2018 年、2019 年我国工业互联网融合带动的经济影响规模分别为 9808 亿元、1.60 万亿元，比上年分别增长 95.7%、62.7%，占 GDP 比重分别为 1.1%、1.6%。预计 2020 年，我国工业互联网融合带动的经济影响规模约为 2.49 万亿元，同比增长 55.8%。2017-2020 年期间，工业互联网融合带动的经济影响规模增长了接近 4 倍，年复合增长率达 70.5%。



数据来源：中国信息通信研究院

图 8 2017-2020 年我国工业互联网融合带动的经济影响规模与增速

三、工业互联网核心产业发展情况

（一）工业数字化装备产业快速增长

工业数字化装备是指在其工业装备基本功能以外，具有数字通信、数字控制、智能分析等附加功能的设备、模块或装置，通常具有数字化感知、分析、推理、决策、控制能力，是先进制造技术、信息技术和智能技术的集成和深度融合。工业数字化装备产业范围涵盖面向工厂内制造、加工、检测、搬运等生产活动的通用设备、专用设备和智能仪器仪表等设备，其产值测算不包括装备本体，只覆盖装备的数字化智能化部分。工业数字化装备可提高生产效率、降低生产成本，实现柔性化、数字化、网络化及智能化的全新制造模式，对工业互联网发展至关重要。

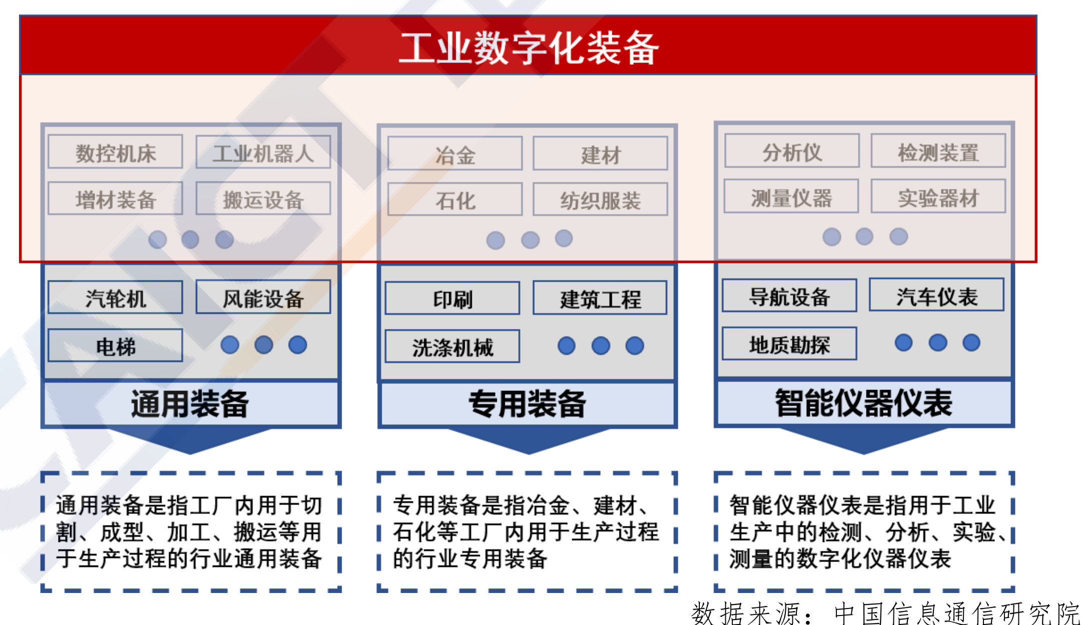
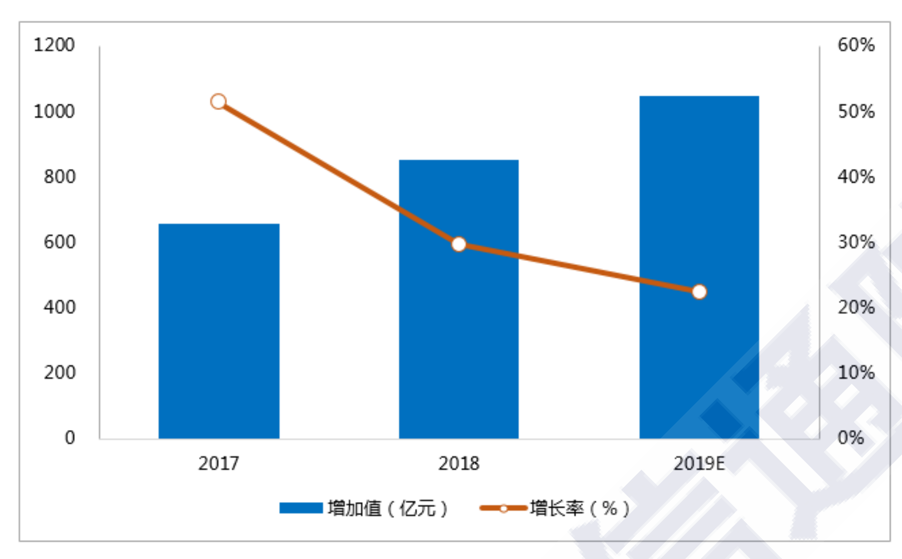


图 9 工业数字化装备产业范围

根据国家统计局相关数据测算，我国工业数字化装备产业存量规模由 2017 年的 658 亿元增长至 2019 年的 1045 亿元，年复合增长率

高达 26.0%，占工业互联网核心产业规模比重近年来基本维持在 19.5%的水平。

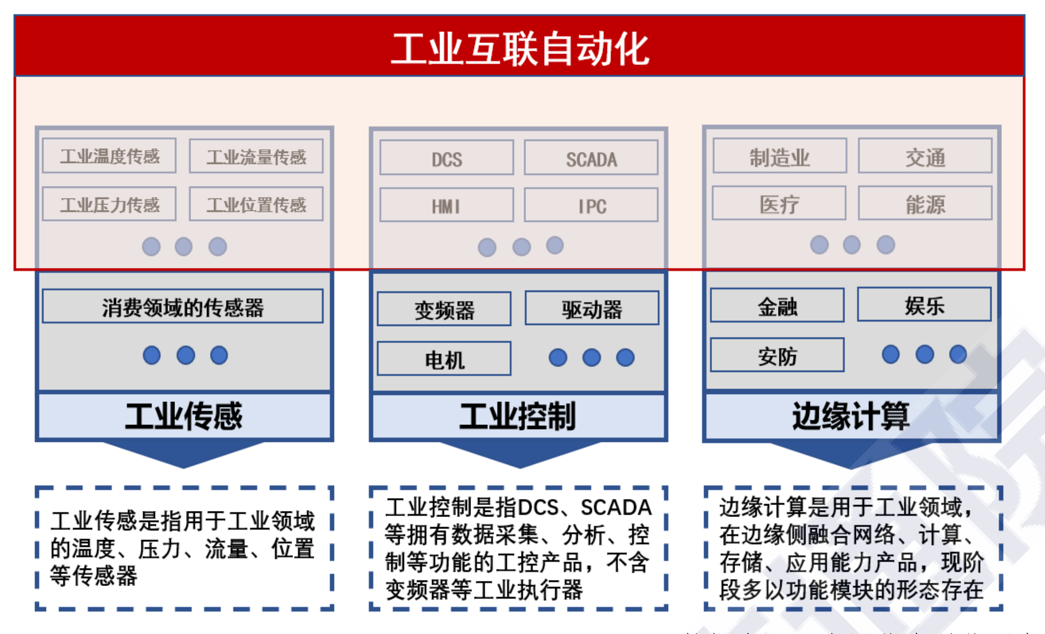


数据来源：国家统计局、中国信息通信研究院

图 10 2017-2019 年我国工业数字化装备产业规模与增速

（二）工业互联自动化产业平稳推进

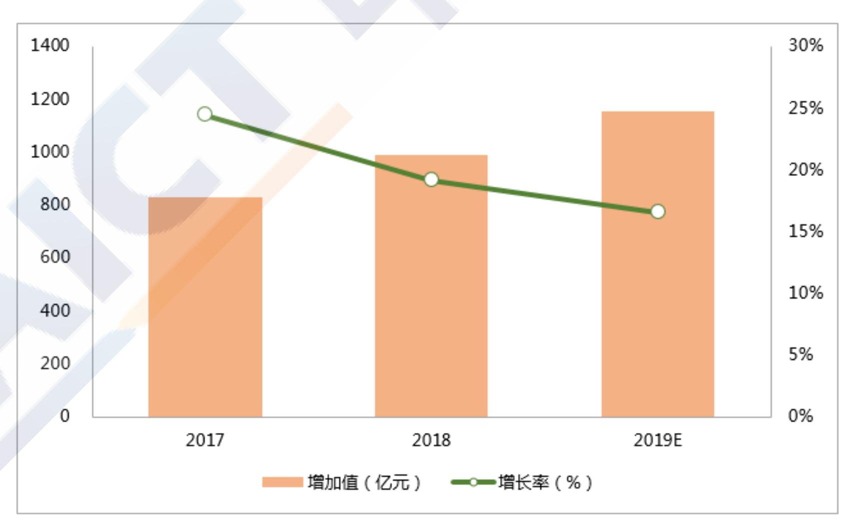
工业互联自动化包含工业控制、工业传感器、边缘计算网关等提供数字化感知、控制、执行等能力的产品与解决方案。工业互联自动化产业范围与传统工业自动化不同，多聚焦数采、数控、分析、可视化等相关产品，伺服、减速器等工业执行部分并未列入。



数据来源：中国信息通信研究院

图 11 工业互联自动化产业范围

根据工信部数据测算，我国工业互联自动化产业存量规模由 2017 年的 829 亿元增长到 2019 年的 1152 亿元，年复合增长率达到 17.8%，2019 年工业互联自动化产业占工业互联网核心产业增加值比重为 21.5%，是支撑工业互联网发展的关键产业之一。



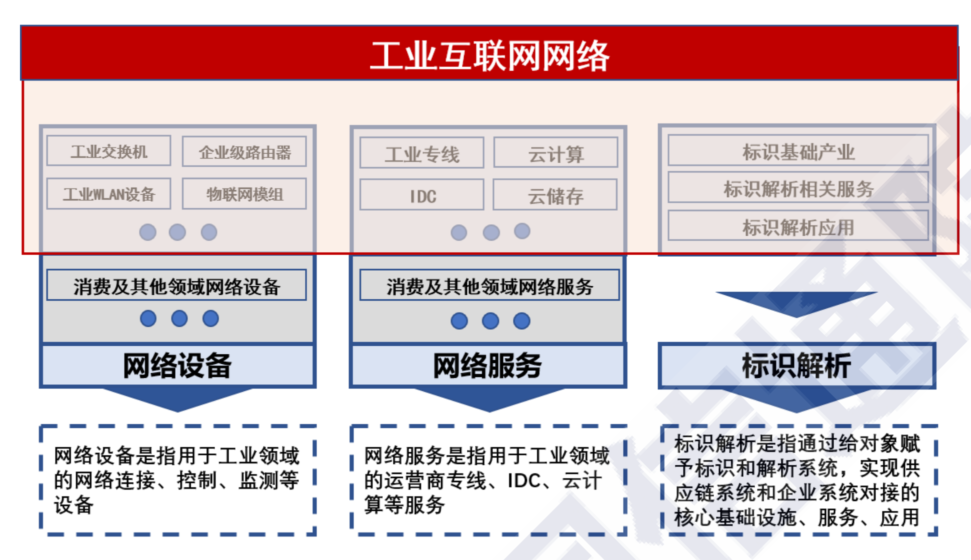
数据来源：工业和信息化部、中国信息通信研究院

图 12 2017-2019 年我国工业互联自动化产业规模与增速

（三）工业互联网网络产业高速发展

工业互联网网络是构建工业环境下人、机、物全面互联的网络基

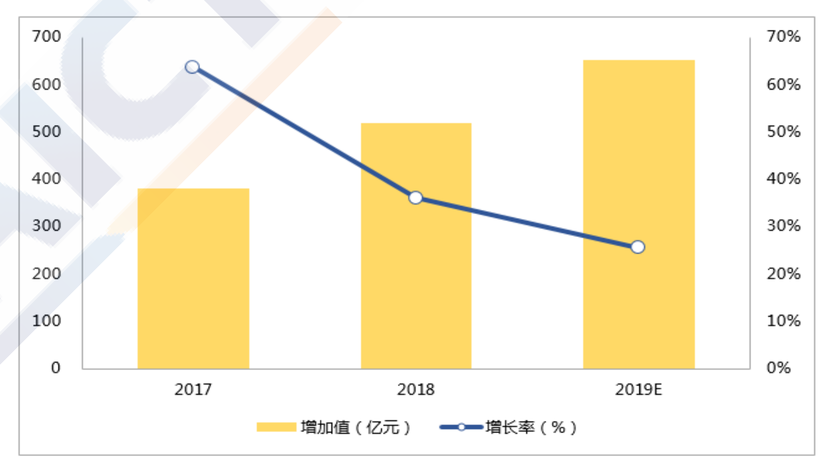
础设施。工业互联网网络产业由工业通信网关、物联网模组、交换机、光纤接入设备等网络设备，工业无线、专线等网络服务，以及标识解析三部分构成。



数据来源：中国信息通信研究院

图 13 工业互联网网络产业范围

根据工信部数据测算，我国工业互联网网络产业存量规模由 2017 年的 381 亿元增长到 2019 年的 651 亿元，年复合增长率高达 30.7%，2019 年在工业互联网核心产业规模中占比为 12.1%。



数据来源：工业和信息化部、中国信息通信研究院

图 14 2017-2019 年我国工业互联网网络产业规模与增速

（四）工业互联网安全产业潜力巨大

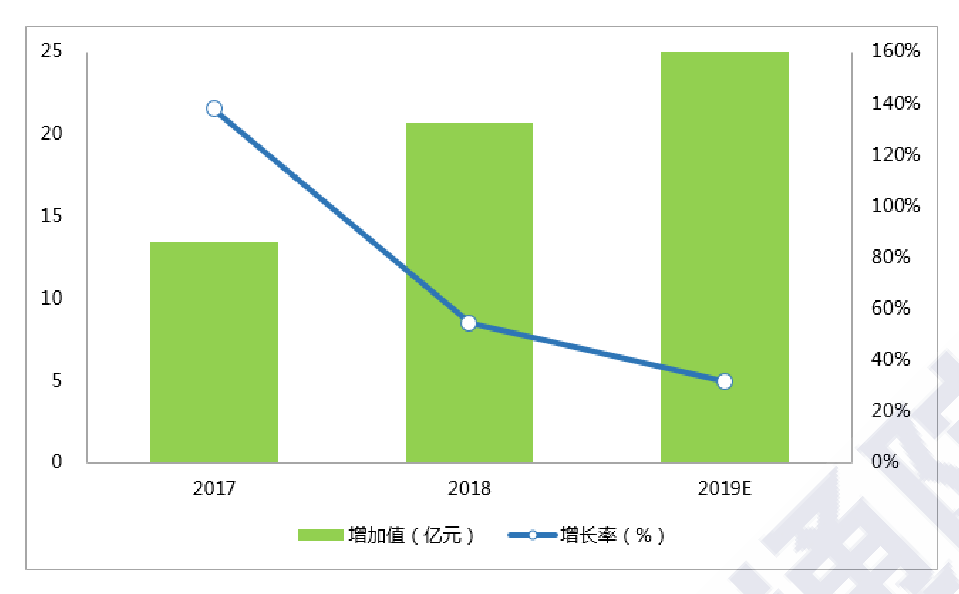
工业互联网安全是工业生产运行过程中的信息安全、功能安全与物理安全的统称。工业互联网安全产业涉及工业互联网领域各个环节，通过监测预警、应急响应、检测评估、攻防测试等手段确保工业互联网健康有序发展，对工业互联网发展意义重大。



数据来源：中国信息通信研究院

图 15 工业互联网安全产业范围

根据工信部数据测算，我国工业互联网安全产业存量规模由 2017 年的 13.4 亿元增长至 2019 年的 27.2 亿元，年复合增长率高达 42.3%，但在工业互联网核心产业中占比仍较低，近年来基本维持在 0.5%的水平。

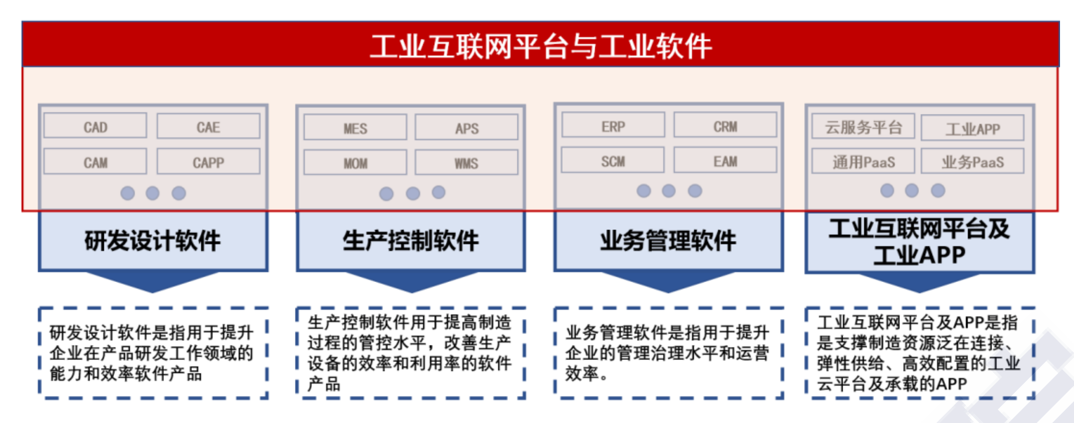


数据来源：工业和信息化部、中国信息通信研究院

图 16 2017-2019 年我国工业互联网安全产业规模与增速

（五）工业互联网平台与工业软件产业前景广阔

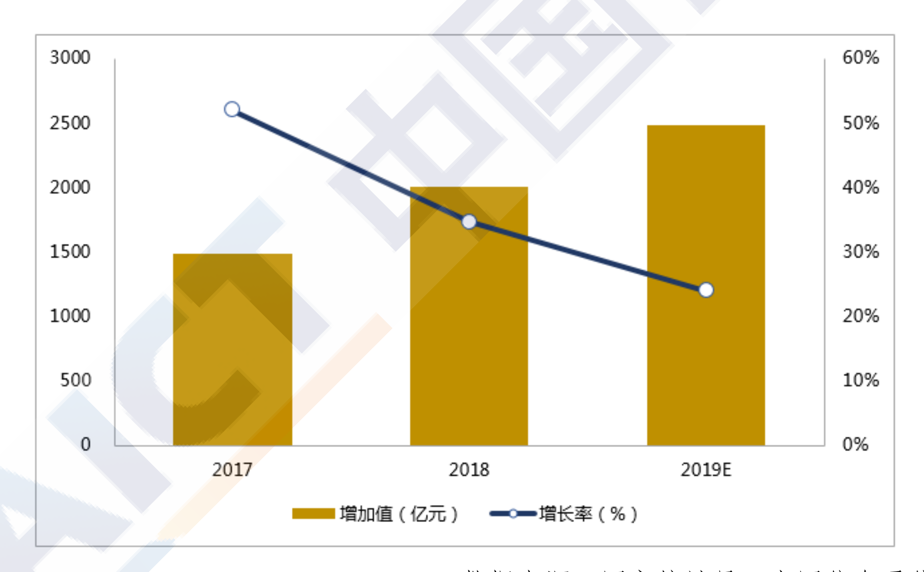
工业互联网平台与工业软件产业是指应用于工业领域或工业场景下的各类工业互联网平台和软件，涵盖研发设计、生产执行、经营管理等软件应用，以及实现边缘连接、生产优化、资源配置等功能的工业互联网平台。工业互联网平台面向制造业数字化、网络化、智能化需求，构建形成基于海量数据采集、汇聚、分析的服务体系，是支撑制造资源泛在连接、弹性供给、高效配置的工业云平台，包括边缘、平台 （工业 PaaS）、应用三大核心层级。工业软件指应用于工业领域或工业场景下的各类软件，主要包括研发设计、生产管理、经营管理三大类。当前，工业软件正从本地部署的复杂系统软件向云化轻量化应用软件转变，基于平台的工业 APP 成为工业软件新形态。工业 APP 承载工业知识和经验，运行在各类工业终端上，用于解决某一业务问题或面向某一业务场景，具有轻量化特征。



数据来源：中国信息通信研究院

图 17 工业互联网平台与工业软件产业范围

根据国家统计局数据测算，我国工业互联网平台与工业软件产业存量规模由 2017 年的 1490 亿元增长至 2019 年的 2486 亿元，年复合增长率达到 29.2%，2019 年占工业互联网核心产业存量规模的比重为 46.4%，成为工业互联网核心产业增长的主要驱动力量。



数据来源：国家统计局、中国信息通信研究院

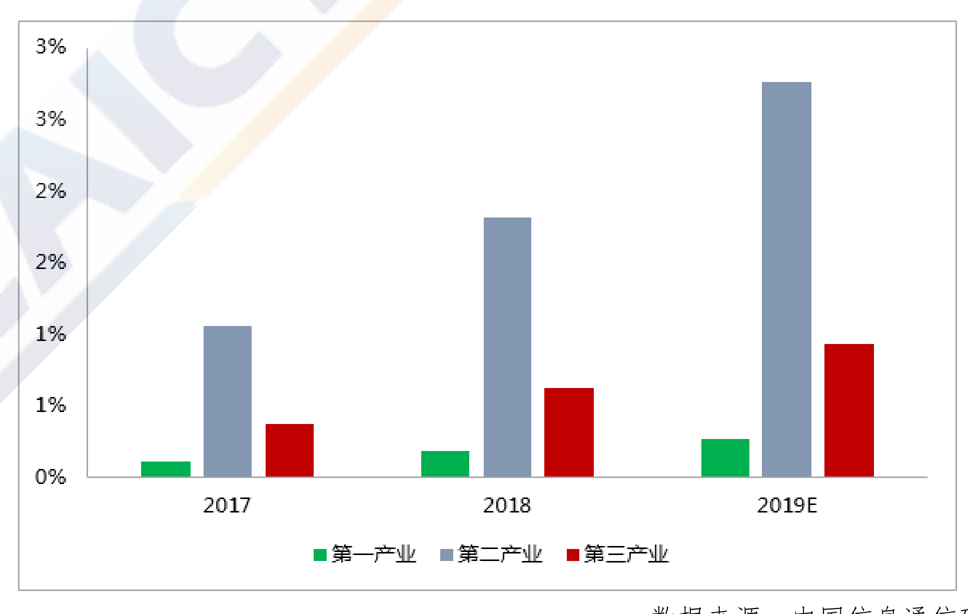
图 18 2017-2019 年我国工业互联网平台与工业软件产业规模与增速

四、工业互联网融合带动的经济影响

（一）工业互联网加速向一二三产渗透

随着工业互联网的快速发展，其应用范围已由制造业延伸到建筑、

能源、交通、医疗、智慧城市等领域，并不断向一二三产其他相关领域拓展。在建筑行业，企业利用工业互联网，部署设计协同管理、虚实融合的施工协同管理等应用，大幅提升设计效率、施工质量、安全生产水平、成本进度控制水平。在交通领域，工业互联网相关技术和应用不仅能够通过智能识别、智能决策和智能执行实现自动驾驶，还能够通过实时分析、优化、追溯和调配实现智能的交通管控。测算数据显示，工业互联网对国民经济各行业的带动作用已初步显现，2018 年一二三产中工业互联网融合带动的经济规模占行业增加值的比重分别为 0.19%、1.81%和 0.63%，2019 年三次产业中工业互联网渗透水平分别为 0.27%、2.76%和 0.94%，在第二产业中的渗透率最高，第三产业次之，第一产业较低。工业互联网对三次产业的影响逐渐增强，2017-2019 年期间，三次产业中工业互联网融合带动的经济规模占行业增加值的比重分别提升了 0.16、1.70 和 0.56 个百分点，第二产业提升最快，第三产业次之，第一产业提升相对较慢。

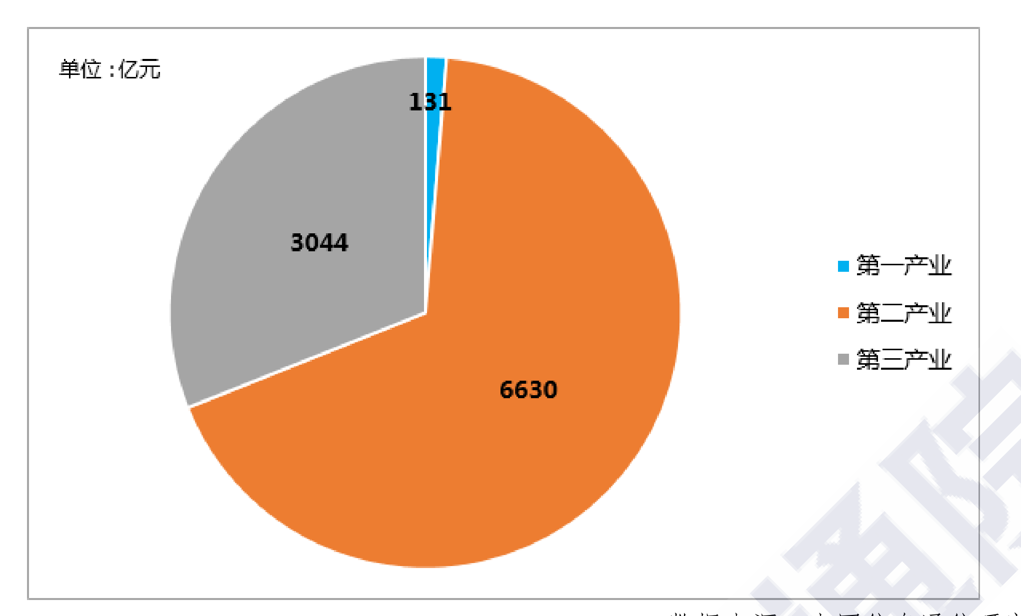


数据来源：中国信息通信研究院

图 19 2017-2019 年我国工业互联网在三次产业中的渗透

（二）工业互联网对第二产业带动作用最显著

当前，第二产业已成为工业互联网融合应用的主战场，工业互联网已广泛应用于石化、钢铁、电子信息、家电、服装、能源、机械、汽车、装备、航空航天等行业和领域，网络化协同、服务型制造、规模化定制等新模式、新业态蓬勃兴起，助力企业提升质量效益，并不断催生新的增长点。一是工业互联网极大加快了制造业数字化转型。离散型制造企业、流程型制造企业基于工业互联网进行的数字化转型探索丰富多样、全面系统。企业从解决实际问题出发，由内部改造到外部协同、从单点应用到全局优化，持续推动企业数字化、服务化升级。二是 5G 推动工业互联网的高级场景应用。5G 高带宽特性，能支撑基于机器视觉的产品质量检测等对网络带宽要求极高的业务；低时延高可靠特性，能满足运动控制等对网络时延要求十分严苛的业务；大连接特性，能为工业数据采集、远程运维等场景提供可靠的网络服务。随着 5G 技术的逐渐成熟，以 5G 为主的多种无线技术将更多地应用于工厂内网改造。以 2018 年测算数据为例，工业互联网融合带动的第一产业、第二产业、第三产业规模分别为 131 亿元、6630 亿元、3044 亿元，对第二产业的带动规模最大，带动效应最显著。



数据来源：中国信息通信研究院

图 20 2018 年我国工业互联网融合带动的经济影响在三次产业的分布

五、未来发展建议

工业互联网创新活跃、产业经济蓬勃发展，应抢抓机遇、顺势而为，发挥好我国工业体系完备和信息技术创新活跃的技术产业优势，以及市场广阔、场景丰富的市场需求优势，立足现实基础和实际需求，加快构建基于工业互联网的全新产业生态，支撑传统经济数字化转型，推动经济高质量发展。

一是聚焦发展重点和短板，加强技术创新。我国工业互联网产业经济呈现较好的发展势头，但科技创新同国际先进水平还有差距，掌握核心技术越来越重要且紧迫。只有把核心技术掌握在自己手中，才能真正掌握竞争和发展的主动权。需要加快建立工业互联网共性技术体系，瞄准“卡脖子”领域集中力量攻关。同时，把握新赛道发展机遇，系统布局边缘计算、人工智能等前沿技术，发展新型工业软件等应用技术，推动形成技术研究和产业应用互促互进的良好局面。

二是聚焦垂直行业发展，深化融合应用。工业互联网融合带动的

经济影响显著，充分显现出工业互联网较强的渗透性和带动性，将加速实体经济数字化进程。要以行业需求为牵引，深化工业互联网在实体经济各领域的深度应用，提升应用实施效果与普惠水平。引导重点领域、重点行业、重点企业加大应用投入力度，持续开展试点示范，拓展工业互联网应用范围，加快发展融合应用产业。

三是平衡安全与发展，筑牢安全防线。相比于传统互联网安全，工业互联网安全防护对象扩大，安全场景更丰富；连接范围更广，威胁延伸至物理世界；网络安全和生产安全交织，安全事件危害更严重。需要安全与发展同步推进。需要加快建成覆盖国家、地方、企业三级的工业互联网安全技术防控体系，同时鼓励支持安全企业面向工业互联网加强安全技术研发、成果转化和产品服务创新，提升安全技术产业支撑保障能力。

四是完善多方政策保障，营造良好环境。从产业经济测算情况看，当前我国工业互联网开局良好，正处于成长上升阶段，建议进一步加大财政资金支持力度，引导更多社会资本进入工业互联网领域，用好减税降费优惠政策，充分调动企业积极性，释放市场活力。完善工业互联网法规政策体系，营造健康有序发展环境。加强人才培养，打造产学研用协同发展模式。

附件一：核算方法说明

根据定义，工业互联网包括核心产业部分和融合带动的经济影响部分。两个部分的具体核算方法如下。

（一）工业互联网核心产业部分的核算方法

工业互联网核心产业具体包括工业数字化装备、工业互联自动化、工业互联网网络、工业互联网安全、工业互联网平台及工业软件等五大关键环节。工业互联网核心产业规模核算基于国民经济统计核算方法，通过对工业互联网五大核心行业细分领域进行梳理，并建立其与国民经济等行业分类的映射关系，参照统计年鉴、行业运行数据等，及相关行业增加值率数据，计算得到相关行业规模。

（二）工业互联网融合带动的经济影响部分的测算方法

工业互联网通过技术、装备、服务等向传统产业广泛融合渗透，对传统产业增加产出、提升生产效率具有重要意义。传统产业中工业互联网融合带动的经济影响部分的计算思路就是把不同传统产业产出中工业互联网的贡献部分剥离出来，对各个传统行业的此部分加总得到传统产业中的工业互联网融合带动的经济影响部分。

（1）工业互联网融合带动的经济影响部分规模测算方法简介

对于传统行业中工业互联网贡献部分的测算，我们采用增长核算账户框架（KLEMS），将整个国民经济分为 149 个行业，计算工业互联网资本存量、非工业互联网资本存量、劳动以及中间投入。定义每个行业的总产出可以用于最终需求和中间需求，GDP 是所有行业最终需求的总和。我们对于模型的解释核心在于两大部分：增长核算账

户模型和分行业工业互联网资本存量测算。

（2）增长核算账户模型

首先我们把技术进步定义为希克斯中性。各行业在 t 时期使用不同类型的生产要素进行生产，这些生产要素包括工业互联网资本（CAP_{it}^{IN}）、非工业互联网资本（CAP_{it}^{NIN}）、劳动力（LAB_{it}）以及中间产品（MID_{it}）。希克斯中性技术进步由（HA_{it}）表示，在对各种类型的生产要素进行加总之后，可以得到单个投入指数的生产函数，记为：

$$OTP_{it} = HA_{it}f\left(CAP_{it}^{IN}, CAP_{it}^{NIN}, MID_{it}, LAB_{it}\right)$$

其中，OTP_{it}表示省份 i 在 t 时期内的总产出。为了实证计算的可行性，把上面的生产函数显性化为以下的超越对数生产函数：

$$dOTP_{it} = dHA_{it} + \beta_{CAP_{it}^{IN}} dCAP_{it}^{IN} + \beta_{CAP_{it}^{NIN}} dCAP_{it}^{NIN} + \beta_{MID_{it}} dMID_{it} + \beta_{LAB_{it}} dLAB_{it}$$

其中，$dX_{it} = lnX_{it} - lnX_{it-1}$表示增长率，$\beta_X$表示不同生产要素在总产出中的贡献份额。$\bar{\beta}_{it} = (\beta_{it} + \beta_{it-1})/2$，且有以下关系：

$$\beta_{CAP_{it}^{IN}} = {\mathrm{P}_{CAP_{it}^{IN}} CAP_{it}^{IN}} \Big/ {P_{OTP_{it}} OTP_{it}}$$

$$\beta_{CAP_{it}^{NIN}} = {\mathrm{P}_{CAP_{it}^{NIN}} CAP_{it}^{NIN}} \Big/ {P_{OTP_{it}} OTP_{it}}$$

$$\beta_{MID_{it}} = {\mathrm{P}_{MID_{it}} MID_{it}} \Big/ {P_{OTP_{it}} OTP_{it}}$$

$$\beta_{LAB_{it}} = {\mathrm{P}_{LAB_{it}} LAB_{it}} / {P_{OTP_{it}} OTP_{it}}$$

其中，P 表示价格。$P_{OTP_{it}}$表示生产厂商产出品价格（等于出厂价格减去产品税费），$\mathrm{P}_{CAP_{it}^{IN}}$和$\mathrm{P}_{CAP_{it}^{NIN}}$分别表示工业互联网资本和非工业互联网资本的租赁价格，$\mathrm{P}_{MID_{it}}$和$\mathrm{P}_{LAB_{it}}$分别表示中间投入产品的价格和单位劳动报酬。根据产品分配竞尽定理，所有生产要素的报酬之和等于总产出：

$$P_{OTP_{it}} OTP_{it} = \mathrm{P}_{CAP_{it}^{IN}} CAP_{it}^{IN} + \mathrm{P}_{CAP_{it}^{NIN}} CAP_{it}^{NIN} + \mathrm{P}_{MID_{it}} MID_{it} + \mathrm{P}_{LAB_{it}} LAB_{it}$$

在完全竞争市场下，每种生产要素的产出弹性等于这种生产要素占总产出的收入份额。在规模收益不变的情况下，各种生产要素的收入弹性之和恰好为 1。

$$\ln\left({OTP_{it}}/{OTP_{it-1}}\right) = \bar{\beta}_{CAP_{it}^{IN}} ln\left({CAP_{it}^{IN}}/{CAP_{it-1}^{IN}}\right) + \bar{\beta}_{CAP_{it}^{NIN}} ln\left({CAP_{it}^{NIN}}/{CAP_{it-1}^{NIN}}\right) + \bar{\beta}_{MID_{it}} ln\left({MID_{it}}/{MID_{it-1}}\right) + \bar{\beta}_{LAB_{it}} ln\left({LAB_{it}}/{LAB_{it-1}}\right) + ln\left({HA_{it}}/{HA_{it-1}}\right)$$

（3）工业互联网资本存量测算

在“永续存盘法”的基础上，考虑时间-效率模式，即资本投入的生产能力随时间而损耗，相对生产效率的衰减不同于市场价值的损失，在此条件下即可测算出生产性资本存量。

$$K_{i,t} = \sum_{x=0}^{T} h_{i,x} F_i(x) I_{i,t-x}$$

根据 Schreyer(2004)对 IT 资本投入的研究，其中，$h_{i,x}$为双曲线型的时间-效率函数，反映 ICT 资本的相对生产率变化，$F_i(x)$是正态分布概率分布函数，反映 ICT 资本退出服务的状况。工业互联网资本与 IT 资本具有相似的特性，所以也适用于此模型。

$$h_i = (T - x)/(T - \beta x)$$

式中，T 为投入资本的最大使用年限，x 为资本的使用年限，β值规定为 0.8。

$$F_i(x) = \int_0^x \frac{1}{\sqrt{2\pi \times 0.5}} e^{\frac{(x-\mu_i)^2}{0.5}} dx$$

其中，μ为资本品的期望服务年限，其最大服务年限规定为期望年限的 1.5 倍，该分布的方差为 0.25。其中，i 表示各类不同投资，在本研究中分别为计算机硬件、软件和通信设备。关于基年 ICT 资本存量，本研究采用如下公式进行估算：$K_t = \frac{I_{t+1}}{g+\delta}$。其中，$K_t$为初始年份资本存量，$I_{t+1}$为其后年份的投资额，g 为观察期投资平均增长率，δ 为折旧率。

（4）工业互联网融合带动的经济影响部分的测算步骤

第一，定义工业互联网投资。根据工业互联网产业经济的定义，同时考虑我国实际情况，本文将工业互联网投资范围确定为工业数字

化装备、工业互联自动化、工业互联网网络、工业互联网安全、工业互联网平台与工业软件投资。

第二，确定工业互联网投资额的计算方法。在选择投资额计算方法时，我们采用筱崎彰彦(1996、1998、2003)提出的方法。其思路是以投入产出表年份的固定资产形成总额为基准数据，结合工业互联网核心产业产值内需数据，分别计算出间隔年份内需和投资的年平均增长率，二者相减求得转化系数，然后再与内需的年增长率相加，由此获得投资额的增长率，在此基础之上计算出间隔年份的投资数据。具体公式如下：

$$IO_{t1} \times (1 + INF_{t1t2} + \gamma) = IO_{t2}$$

$$\dot{\gamma} = \dot{IO} - \dot{INF}$$

其中，IO_{t1}为开始年份投入产出表基准数据值，IO_{t2}为结束年份投入产出表基准数据值，INF_{t1t2}表示开始至结束年份的内需增加率(内需=产值-出口+进口)，$\dot{IO}$为间隔年份间投入产出表实际投资数据年平均增长率，$\dot{INF}$为间隔年份间实际内需数据的年平均增长率，$\dot{\gamma}$表示年率换算连接系数。在此，工业互联网投资增长率=内需增长率+年率换算连接系数(γ)。

第三，确定工业互联网硬件、软件和通信设备的使用年限和折旧率。硬件设备采用美国的 0.3119，使用年限为 4 年；通信设备选取使用年限的中间值 7.5 年，折旧率为 0.2644；由于官方没有公布软件折旧率的相关数据，同时考虑到全球市场的共通性，我们选择 0.315 的折旧率，使用年限为 5 年。

第四，计算我国工业互联网投资价格指数。通常以美国为基准。

$$\lambda_{i,t} = f\left(\Delta lnP_{i,t}^{U} - \Delta lnP_{K,t}^{U}\right)$$

其中，$\lambda_{i,t}$为美国工业互联网资本投入与非工业互联网资本投入变动差异的预测值序列；$\Delta lnP_{i,t}^{U}$表示美国非工业互联网固定投资价格指数变化差；$\Delta lnP_{K,t}^{U}$表示美国工业互联网价格指数变化差。

对价格差进行指数平滑回归，获得$\lambda_{i,t}$，然后将其带入下式即可估算出我国的工业互联网价格指数。

$$\Delta lnP_{i,t}^{C} = \lambda_{i,t} + \Delta lnP_{K,t}^{C}$$

依据此方法来估计我国的工业互联网价格指数,所有数据为2000年不变价格。

第五，计算工业互联网的实际投资额，测算我国工业互联网的总资本存量，即为工业互联网融合带动的经济影响部分规模。加总工业互联网核心产业部分及传统产业中工业互联网融合带动的经济影响部分得到工业互联网产业经济的总体规模。

附件二：数据来源说明

1、基础数据，包括投入产出表、行业产出（或收入）、价格指数、行业增加值等，均来源于国家统计局、工业和信息化部等相关数据库。

2、测算数据，包括国家最新投入产出表，按照国家统计局公布的 J-RAS 技术进行调整。中间投入数据如有变动，均以国家最新调整数据为准。

3、综合价格指数以增加值权重进行加总处理。

4、报告测算结果均为 2018 年不变价。

附件三：缺失数据处理模型

工业互联网为新模式新业态新产业，其统计数据体系尚未完全建立，缺失数据较多。对于缺失数据，采用如下两种处理方式：

1、混频动态因子算法

将没有统计监测的数据作为缺失序列，已有数据视为约束条件。以数据 A 缺失为例，设定A_t^Q为可观测数据，A_t^M为缺失数据序列，有以下约束：

$$A_t^Q = \mathrm{f}\,(A_t^M, A_{t-1}^M, A_{t-2}^M \dots)$$

设V_t为 m 个可观测数据组成的向量，V_t^Q为 n 个可观测数据组成的向量，V_t^M为对应于V_t^Q的不可观测月度数据组成的向量，则可以构建基于不同频率含有缺失值的混频动态因子模型：

$$\begin{pmatrix} V_t \\ V_t^M \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Pi_M \\ \Pi_N \end{pmatrix} F_t + \begin{pmatrix} \varepsilon_t^M \\ \varepsilon_t^N \end{pmatrix}$$

$$B(L)\,F_t = \theta_t$$

其中，F_t为$c \times 1$维共同因子，表示协同变动信息，Π_M和Π_N分别为$m \times c$维及$n \times c$载荷系数矩阵，ε_t^M和ε_t^N表示随机扰动项，$B(L)$为由p阶滞后算子组成的$c \times c$维系数矩阵。假定$\varepsilon_t^M \sim i.i.d.N(0, \Omega_{\varepsilon M})$，$\varepsilon_t^N \sim i.i.d.N(0, \Omega_{\varepsilon N})$，$\theta_t^N \sim i.i.d.N(0, \Omega_{\theta N})$。

由于V_t^M为不可观测的数据序列，模型不能直接进行参数估计，将可观测的数据序列V_t^Q替换为不可观测的数据序列V_t^M，有以下方程：

$$\begin{pmatrix} V_t \\ V_t^M \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Pi_M & 0 & 0 \\ f\Pi_N & f\Pi_N & f\Pi_N \end{pmatrix} \begin{pmatrix} F_t \\ F_{t-1} \\ F_{t-2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_t^M \\ \varepsilon_t^N \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \varepsilon_t^M \\ \varepsilon_t^N \\ \varepsilon_{t-1}^N \\ \varepsilon_{t-2}^N \end{pmatrix}$$

$$B(L)\,F_t = \theta_t$$

由以上两方程组成的模型为混频近似动态因子模型。假定F_t服从 Markov 转换自回归过程，对相应缺失值进行估算，方法为极大似然。

2、灰色预测方法

平面上有数据序列$\{(x_1,y_1),(x_2,y_2),\Lambda\ ,(x_n,y_n)\}$，大致分布在一条直线上。设回归直线为：$y=ax+b$，要使所有点到直线的距离之和最小（最小二乘），即使误差平方和$J=\sum_{i=1}^{n}(y_i-ax_i-b)^2$最小。J 是关于 a, b 的二元函数。有

$$\begin{cases} \dfrac{\partial J}{\partial a}=\sum_{i=1}^{n}2\cdot(y_i-a_ix_i-b)\cdot(-x_i)=0 \\ \dfrac{\partial J}{\partial b}=\sum_{i=1}^{n}2\cdot(y_i-a_ix_i-b)\cdot(-1)=0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \sum_{i=1}^{n}(x_iy_i-ax_i^2-bx_i)=0 \\ \sum_{i=1}^{n}(y_i-a_i-b)=0 \end{cases}$$

则得使 J 取极小的必要条件为：

$$\begin{cases} a\cdot\sum_{i=1}^{n}x_i^2+b\sum x_i=\sum x_iy_i \\ a\sum x_i+nb=\sum y_i \end{cases} \qquad (1)$$

$$\begin{cases} a=\dfrac{n\sum x_iy_i-(\sum x_i)(\sum y_i)}{n\sum x_i^2-(\sum x_i)^2} \\ b=\dfrac{(\sum y_i)(\sum x_i^2)-(\sum x_i)\sum x_iy_i}{n\sum x_i^2-(\sum x_i)^2} \end{cases} \qquad (2)$$

以上是最小二乘计算过程。上述算法本质上是用实际观测数据x_i、y_i去表示 a 与 b，使得误差平方和 J 取最小值，即从近似方程

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \approx a \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b \\ b \\ \vdots \\ b \end{pmatrix}$$

中形式上解出 a 与 b。把上式写成矩阵方程。

令 $Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$， $\therefore Y = \begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}$

令 $B = \begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{pmatrix}$，则 $Y = B \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}$

左乘 B^T 得

$$B^T Y = B^T B \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}$$

注意到 BTB 是二阶方阵，且其行列式不为零，故其逆阵$(BTB)^{-1}$存在，所以上式左乘 $(B^T B)^{-1}$ 得

$$\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = [B^T B]^{-1} B^T Y \qquad (3)$$

可以具体验算按最小二乘法求得的结果（1）与（2）式完全相同，下面把两种算法统一：

由最小二乘得结果：

$$\begin{cases} a \cdot \sum_{i=1}^{n} x_i^2 + b \sum x_i = \sum x_i y_i \\ a \sum x_i + nb = \sum y_i \end{cases}$$

方程组改写为：

$$\begin{pmatrix} \sum x_i^2 & \sum x_i \\ \sum x_i & n \end{pmatrix}\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$$

令：$B = \begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{pmatrix}$，$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$，$\hat{a} = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}$

（3）转化为

$$(B^T B)\hat{a} = B^T Y$$

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} \cdot B^T \cdot Y$$

以后，只要数据列$\{(x_j, y_j)\}$ $(j = 1,2,\cdots,n)$大致成直线，即有近似表达式$y_i = ax_i + b \quad i = 1,2,\cdots,n$

当令：$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$，$B = \begin{pmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{pmatrix}$，$\hat{a} = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}$

则有 $Y = B\hat{a}$

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} \cdot B^T \cdot y$$

上式就是最小二乘结果，即按最小二乘法求出的回归直线$y = ax + b$的回归系数 a 与 b。

精度检验：本报告采用后验差检验。

后验差检验是一种常用的基于概率统计的基本检验方法。它以预测误差ε为基础，根据$|\varepsilon|$的大小，考察预测误差较小的点出现的概率，以及与预测误差的方差有关指标的大小。第 i 级预测误差 ε_i被定义为：$\varepsilon_i = m_i - \hat{m}_i$。其中$m_i$为第 i 种观测数据，$\hat{m}_i$为第 i 级预测值。

后验差检验所依据的数据有：

(1)观测数据均值$\overline{m}$与均方差S_1(标准差)

$$\overline{m} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} m_k, \quad S_1 = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}(m_k - \overline{m}_k)^2}$$

其中，N 为观测数据的个数。

(2)预测误差均值$\bar{\varepsilon}$与预测误差的均方差S_1(标准差)

$$\bar{\varepsilon} = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} \varepsilon_k, \quad S_2 = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}(\varepsilon_k - \bar{\varepsilon})^2}$$

其中，n 为预测数据的个数，一般 n<N。

（3）后验差比值 C 与小误差频率 P 定义为：

$$C = \frac{S_2}{S_1}, \quad p = P\{|\varepsilon_k - \bar{\varepsilon}| < 0.6745 S_1\}$$

对于外推性好的预测来说，比值 C 必须小。因为 C 小说明S_2小S_1大，即预测误差离散性小，而观测数据摆动幅值大即原始数据规律性差，而预测数据规律性较好。因此，一个好的预测要求在S_1较大情况下S_2尽可能小。作为预测指标来说 C 越小越好，一般要求 C<0.35，最大时 C≤0.65

外推性好的预测的另一个指标是：“小误差频率 P 大”。小误差是指偏差$|\varepsilon_k - \bar{\varepsilon}| < 0.6745 S_1$。这是一个相对偏差，一般要求小误差频率 P ≥0.95，不得小于 0.75，如下所示：

预测精度等级	P	C
好	>0.95	<0.35
合格	>0.8	<0.5
勉强合格	>0.7	<0.65
不合格	≤0.7	≥0.65

中国信息通信研究院

地址：北京市海淀区花园北路 52 号

邮政编码：100191

联系电话：010-62302883

传真：010-62304980

网址：www.caict.ac.cn



